Barekeng
jurnal ilmu matematika dan terapan
BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan
September 2020 Vol. 14 Issue 3 Page 423–432
P-ISSN: 1978-7227 E-ISSN: 2615-3017
doi : https://doi.org/10.30598/barekengvol14iss3pp423-432
National Accredited in SINTA 3, Decree No.: 28/E/KPT/2019

PREDIKSI PENCURIAN SEPEDA MOTOR MENGGUNAKAN MODEL *TIME SERIES* (STUDI KASUS: POLRES KOTABUMI LAMPUNG UTARA)

Prediction of Theft Motorcycle using Time Series Model (A Case Study in Polres Kotabumi, Lampung Utara)

Meli Pranata[1*], Dian Anggraini [2], Deden Makbuloh[3], Achi Rinaldi[4]

[1,3,4] Universitas Islam Negeri Raden Intan Lampung,
[2]Institut Teknologi Sumatera
[1,3,4]Jl. Letkol H. Endro Suratmin, Sukarame Bandar Lampung, Telp. (0721) 780887
Fax. (0721) 780422, Indonesia
[2]Jl. Terusan Ryacudu, Way Huwi, Kec. Jati Agung, Kabupaten Lampung Selatan,
Lampung 35365, Indonesia

e-mail: [1] melipranata23@gmail.com ; [2] dian.anggraini@at.itera.ac.id ;*
*Corresponding Author **

Abstrak

Tindak kriminal adalah kejahatan yang melanggar undang-undang suatu negara atau melanggar norma yang berlaku dalam masyarakat. Pencurian merupakan salah satu bentuk dari perbuatan tindak kriminal. Dampak yang ditimbulkan dari adanya pencurian adalah perasaan kurang aman, takut, dan tidak tenang. Salah satu model yang digunakan untuk memprediksi jumlah kasus pencurian yaitu model *time series.* Model *time series* adalah serangkaian nilai pengamatan terhadap suatu kegiatan, kejadian, atau peristiwa yang kemudian data disusun menurut urutan waktu. Pada umumnya, dalam interval-interval yang sama panjang. Penelitian ini bertujuan memodelkan data tindak kriminal pencurian sepeda motor di Polres Lampung Utara dengan model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Selanjutnya dari model terbaik akan digunakan untuk peramalan 6 bulan ke depan. Hasil penelitian model AR(1), model AR(3), model MA(1), ARIMA(1,1,1), dan model ARIMA(3,1,1). Model MA(1) memiliki koefisien parameter yang signifikan, memenuhi uji diagnostic dan memiliki nilai RMSE dan AIC terkecil dengan nilai RMSE sebesar 6.5612926 dan nilai AIC sebesar 394.82. Hasil prediksi model MA(1) untuk 6 bulan ke depan cenderung mendatar berbeda dengan data asli yang cenderung menurun..

Kata Kunci : *Tindak Kriminal, Time Series, AR, MA, ARIMA,Prediksi*

Abstract

Crime is a crime that violates the laws of a country or violates the norms in force in society. Theft is a form of crime. The impact of theft is a feeling of insecurity, fear and insecurity. One model used to predict the number of theft cases is the time series model. A time series model is a set of values observed in an activity, event, or event where data is then arranged in chronological order. Generally, in intervals of the same length. This study aims to model the data of criminal acts of motorcycle theft in North Lampung Police with Autoregressive (AR), Moving Average (MA), and Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) models. Furthermore, the best models will be used for forecasting for the next 6 months. The results of the AR model (1), AR (3) model, MA model (1), ARIMA (1,1,1), and ARIMA model (3,1,1). The MA model (1) has a significant parameter coefficient, fulfills diagnostic tests and has the smallest RMSE and AIC values with an RMSE value of 6.5612926 and an AIC value of 394.82. The predicted results of the MA model (1) for the next 6 months tend to be horizontally different from the original data which tends to decrease.

Keywords: *Crime, Time Series, AR, MA, ARIMA, Prediction*

Submitted: 20th July 2020 *Accepted: 10th August 2020*

1. PENDAHULUAN

Banyak permasalahan yang dihadapi oleh masyarakat. Salah satu permasalahan yang meresahkan adalah tindak kejahatan atau kriminal. Tindak kriminal adalah kejahatan yang melanggar undang-undang suatu negara atau melanggar norma yang berlaku dalam masyarakat.[1] Tindak kriminal disebabkan banyak faktor, misalnya kebutuhan ekonomi. Pencurian merupakan salah satu bentuk tindakan dari tindak kriminal. Tindak kriminal menjadi ancaman bagi masyarakat dan bahkan di setiap tahun dan disetiap daerah jumlah tindak kriminal memiliki tingkatan yang berbeda-beda. Kepolisian daerah lampung menilai ada 4 kabupaten dari 15 kabupaten di provinsi yang rawan dengan tindak kriminal yaitu Lampung Tengah, Lampung Utara, Lampung Selatan, dan Lampung Timur.

Kejadian tindak kriminal mengalami perubahan yang tidak pasti. Perubahan yang tidak pasti ini yang menyebabkan masyarakat menjadi semakin khawatir. Sehingga tindak kriminal perlu dilakukan peramalan kedepannya untuk mengantisipasi jumlah tindak kriminal. Peramalan ini bertujuan agar pihak berwajib mampu melakukan upaya agar jumlah pencurian sepeda motor setiap tahunnya semakin berkurang, sehingga masyarakat bisa hidup bersosial dengan tenang dan tanpa rasa khawatir akan adanya kejahatan-kejahatan yang membahayakan diri mereka. Perlu dilakukan Simulasi untuk memprediksi jumlah tindak kriminal di masa yang akan datang dengan cara mengumpulkan data terdahulu. Memprediksi data dapat dilakukan dengan berbagai model statistika. Dalam memprediksi jumlah pencurian sepeda motor di Polres Lampung Utara menggunakan model statistika yaitu *time series.* Penelitian berfokus menggunakan model *Autoregressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA).

Model *Autoregressive* (AR) merupakan suatu model yang digunakan untuk melakukan prediksi suatu kejadian dengan menggunakan nilai pada data periode waktu sebelumnya.[4] Model *autoregressive* dinotasikan dengan AR (p). Bentuk umum model AR (p) sebagai berikut:[5]

$$Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \cdots + \beta_P Y_{t-P} + \varepsilon_t \tag{1}$$

Dengan, Y_t nilai pada waktu t, β_P parameter *autoregressive* ke $-p$, Y_{t-P} nilai lampau, ε_t Nilai kesalahan peramalan. Model *Moving Average* (MA) atau rata-rata bergerak yang digunakan untuk mengurangi acakan suatu data, dilakukan dengan merata-ratakan beberapa data dengan mencari kesalahan yang mungkin terjadi sehingga dapat dikeluarkan atau dihilangkan.[6] Model *moving average* disebut rata-rata bergerak karena setiap kali data pengamatan baru tersedia, maka rata-rata baru dihitung dan digunakan sebagai nilai ramalan.[7] Proses model *moving average* menghasilkan nilai q dimana *moving average* dinotasikan dengan MA(q). Jika series yang stasioner merupakan fungsi linier dari kesalahan peramalan sekarang dan masa lalu yang berurutan, persamaan itu dinamakan *moving average* model. Bentuk umum model MA(q):[8]

$$Y_t = \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \tag{2}$$

Dengan, Y_t nilai pada waktu t, θ_q parameter *Moving Average* ke- q, ε_t nilai kesalahan peramalan ε_{t-q} Kesalahan masa lampau. Model ARIMA merupakan model *time series* yang digolongkan dari model AR dan MA.[9] Model ARIMA digunakan untuk memprediksi data yang *stasioner* untuk data yang tidak stasioner maka perlu distasionerkan terlebih dahulu. Data stasioner ialah data yang menunjukkan tidak adanya kecenderungan peningkatan atau penurunan data dalam jangka panjang selama periode waktu yang diamati.[10] Apabila data nonstasioner Y_t kemudian stasioner melalui proses *differencing* ditambahkan pada campuran proses AR dan MA, maka model umum ARIMA (p, d, q) terpenuhi. Metode pembedaan *(differencing)* dilakukan dengan menghitung perubahan atau selisih nilai obsevasi.[11] Notasi yang sering digunakan dalam proses *differencing* adalah operator shift mundur *(backward shift)*, yang didefinisikan sebagai berikut :

$$BY_t = Y_{t-1} \tag{3}$$

Dengan B yang dipasang pada Y_t, mempunyai pengaruh menggeser data ke periode belakang. Operator shift mundur sangat tepat menggambarkan proses *differencing*. *Differencing* pertama :

$$Y_t' = Y_t - Y_{t-1}$$

$$\begin{aligned} Y_t' &= Y_t - BY_t \\ &= (1-B)\, Y_t \end{aligned} \tag{4}$$

Differencing Orde ke- d :

$$(1-B)^d Y_t = \varepsilon_t \tag{5}$$

Dimana $(1-B)^d$ *differencing* orde ke- d, Y_t nilai data pada periode waktu t, ε_t nilai Kesalahan[12]. Model ARIMA diperkenalkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970. Oleh sebab itu pemodelan ARIMA dikenal dengan model Box-Jenkins. Model Box-Jenkins hanya dapat diterapkan, menjelaskan, atau mewakili series yang stasioner atau telah dijadikan stasioner melalui proses *differencing* (pembeda). Bentuk umum persamaan dari model ARIMA(p,d,q) dapat ditulis dalam bentuk :

$$(1-B)^d(1-\beta_p B)Y_t = (1-\theta_q B)\varepsilon_t \qquad (6)$$

Dengan, Y_t data pada waktu t, ε_t nilai Kesalahan Peramalan, $(1-B)^d$ pembedaan orde ke- d, $\left(1-\beta_p B\right)$ parameter model *autoregressive* ke-p, $\left(1-\theta_q B\right)$ parameter model *moving average* ke-q. Penelitian ini diperkuat dengan adanya penelitian Karmelin Mendome, Nelson Nainggolan, dan John Kekenusa yang melakukan penelitian tentang penerapan model ARIMA dalam memprediksi jumlah tindak kriminalitas di wilayah Polresta Manado Provinsi Sulawesi Utara.[13] Penelitian ini menghasilkan model ARIMA (1,1,0) cukup baik untuk memprediksi jumlah tindak kriminalitas di Wilayah Polresta Manado. Pada penelitian ini melakukan perbandingan model antara model AR, MA, dan model ARIMA dalam peramalan jumlah kasus pencurian sepeda motor di Lampung Utara. Perkembangan dan majunya zaman terlihat dengan banyaknya muncul teknologi aplikasi-aplikasi komputer yang dapat digunakan untuk mengolah data statistika, oleh sebab itu pada penelitian ini peneliti menggunakan bantuan *software* R.[14]

Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan model *Autoregressive* (AR), model *Moving Average* (MA), dan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang kemudian dilakukan pemilihan model terbaik untuk melakukan peramalan.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif. Pelaksanaan penelitian dilakukan di Polres Kotabumi Lampung Utara secara kuesioner. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder, yaitu data pencurian sepeda motor bulanan dari bulan Januari 2014 sampai Desember 2018. Data diperoleh dari Polres Kotabumi Lampung Utara.

Langkah-langkah penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

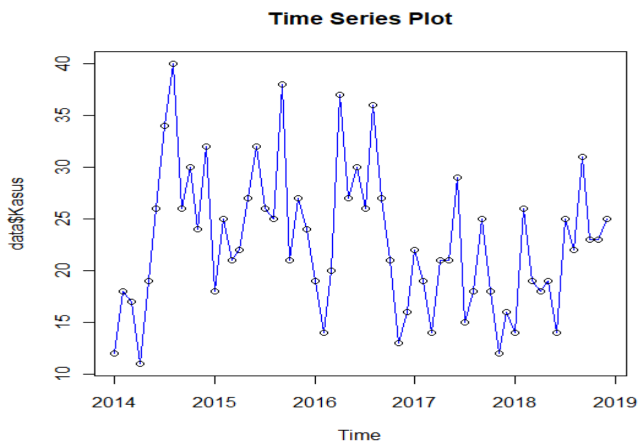
1. Mendeskripsikan data pencurian sepeda motor bulanan dari bulan Januari 2014 sampai Desember 2018.
2. Membuat Plot data aktual untuk melihat data stasioner atau tidak. Apabila data tidak stasioner dalam *mean* maka data distasionerkan terlebih dahulu dengan proses *differencing* dan apabila data tidak stasioner dalam variansi distasionerkan dengan transformasi *box-cox.* Untuk melihat data stasioner dapat dilakukan dengan melakukan uji akar unit atau *Augmented Dickey Fuller* (ADF) dengan hipotesis sebagai berikut:
   Hipotesis:
   $H_0 : \rho = 0$ (Terdapat Akar Unit atau Data Tidak Stasioner)
   $H_1 : \rho \neq 1$ (Tidak Terdapat Akar Unit atau Data Stasioner)
   Taraf signifikan : $\alpha = 5\%$
   Kriteria Pengujian:
   Tolak H_0 jika nilai statistic uji ADF < nilai daerah kritis 5% atau nilai $p-value < \alpha$ (5%).
3. Mengidentifikasi model. Untuk mengidentifikasi model AR(p) dengan melihat plot ACF meluruh menuju nol secara eksponensial dan plot PACF di atas batas interval lag ke p dan di bawah batas pada lag ke > p, model MA(q) melihat plot ACF di atas batas interval lag ke q dan di bawah batas pada lag ke > q dan plot PACF meluruh menuju nol secara eksponensial dan model ARIMA(p,d,q) dengan melihat plot ACF dan PACF,
4. Mengestimasi parameter. Estimasi parameter AR dan MA dengan uji signifikansi parameter dengan hipotesis:
   $H_0 : \theta = 0$ Parameter tidak signifikan
   $H_1 : \theta \neq 0$ Parameter Signifikan
   Statistik uji: $T_{hitung} = \frac{Hasil\ Estimasi\ Parameter}{SE\ estimasi\ parameter}$
   Tingkat Signifikan $(\alpha) : 5\% = 0{,}05$
   Kriteria Pengujian :

Jika $\left|T_{hitung}\right| > T_{(\frac{\alpha}{2},n-k)}$ atau $p - value < \alpha = 0{,}05$ maka tolak H_0 diterima atau model signifikan.[15]

5. Diagnostik model. Diagnostic model dilakukan dengan melakukan uji *Q-Ljung-Box* dan plot ACF/PACF untuk residual, guna melihat apakah terdapat korelasi serial dari model yang diamati. Dari plot ACF dapat dilihat residual apakah sudah bersifat *white noise*, ditandai dengan tidak adanya lag (≥ 1) yang keluar dari batas interval, sedangkan nilai $p - value$ dari statistik Ljung-Box juga diatas garis batas 5% yang menandakan hipotesis nol residual tidak mengandung korelasi serial diterima.
6. Setelah memperoleh model dari masing-masing model AR, model MA, dan model ARIMA selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik dari ketiga model yang terpilih. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan melihat nilai dari RMSE dan AIC yang terendah, semakin rendah nilai RMSE dan AIC maka semakin baik model yang terpilih.[16]
7. Setelah diperoleh model terbaik maka tahap terakhir adalah melakukan peramalan selama periode 6 bulan ke depan menggunakan model terbaik.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data pencurian sepeda motor bulanan dari bulan Januari 2014 sampai Desember 2018. Data diperoleh dari Polres Kotabumi Lampung Utara pengolahan data menggunakan *software* R. Berikut plot kasus tindak kriminal pencurian sepeda motor:



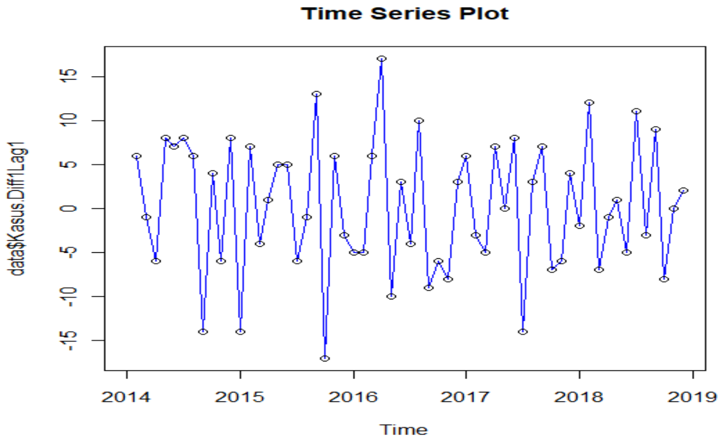
Gambar 1. Plot Data Pencurian Sepeda Motor

Gambar 1 merupakan plot dari data asli untuk melihat kestasioneran data. Dari plot diatas terlihat bahwa data belum stasioner. Data belum stasioner terlihat dari sebaran data yang menyebar tidak berada disekitar rata-rata, tetapi sebaran data menyebar mengikuti perubahan waktu yang menunjukkan bahwa data stasioner dalam variansi. Untuk memastikan kestasioneran data dapat dilakukan uji akar unit *(Augmented Dickey-Fuller*/ADF*)*. Uji akar unit dilakukan untuk melihat apakah data mengandung akar unit atau tidak, apabila data memiliki akar unit maka data tersebut belum stasioner, maka perlu dilakukan proses *differencing*. Berikut Tabel 2 hasil uji akar unit:

Tabel 2 Hasil Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF)

		t statistic	*Prob.**
Augmented Dickey Fuller		-4,0975	0,01143
Test Critical Values:	*1% level*	-4,04	
	5% level	-3,45	
	10% level	-3,15	

Berdasarkan Tabel 2 menunjukkan bahwa nilai statistik uji ADF sebesar $-4{,}0975$ lebih kecil dibandingkan dengan nilai kritis 5% sebesar $-3{,}45$ dan nilai $p - value$ sebesar $0{,}01143 < \alpha$ (5%). Sehingga H_0 ditolak atau data tidak mengandung akar unit yang berarti data stasioner. Berdasarkan uji ADF data kriminal diatas merupakan data stasioner, tetapi terlihat dari plot data aktual merupakan data yang belum stationer, untuk lebih menajamkan bahwa data stasioner maka selanjutnya melakukan proses *differencing* agar lebih memastikan data merupakan data yang stasioner. Berikut plot hasil proses *differencing:*



Gambar 2. Plot Data setelah *Differencing* ordo 1

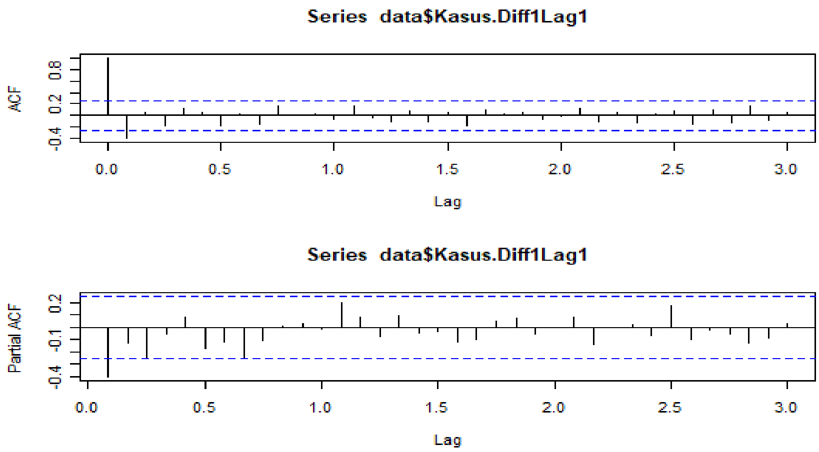
Berdasarkan Gambar 2 menunjukkan data pencurian sepeda motor yang telah di *differencing* sebanyak satu kali terlihat data sudah stasioner. Setelah diketahui bahwa data sudah stasioner, maka langkah selanjutnya mengidentifikasi model. Tahap identifikasi model dilakukan untuk mendapatkan model sementara dengan cara melihat plot *autocorrelation function* (ACF) dan *partial autocorrelation function* (PACF) dari data yang sudah stasioner. Berikut Tabel hasil uji akar unit *differencing* 1 kali:

Tabel 3 Hasil Uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) *Differencing* 1 kali

		t statistic	*Prob.**
Augmented Dickey Fuller		-4,9253	0,01
Test	*1% level*	-4,04	
Critical	*5% level*	-3,45	
Values:	*10% level*	-3,15	

Berdasarkan Tabel 3 menunjukkan bahwa nilai statistik uji ADF sebesar $-4{,}9253$ lebih kecil dibandingkan dengan nilai kritis 5% sebesar $-3{,}45$ dan nilai $p - value$ sebesar $0{,}01 < \alpha\ (5\%)$. Sehingga H_0 ditolak atau data tidak mengandung akar unit yang berarti data stasioner. Berdasarkan uji ADF data kriminal diatas merupakan data stasioner, tetapi terlihat dari plot data aktual merupakan data yang belum stationer, untuk lebih menajamkan bahwa data stasioner maka selanjutnya melakukan proses *differencing* agar lebih memastikan data merupakan data yang stasioner

Berikut output dari plot ACF dan PACF data kasus pencurian sepeda motor yang sudah stasioner:



Gambar 3. Plot ACF dan PACF *differencing* orde 1

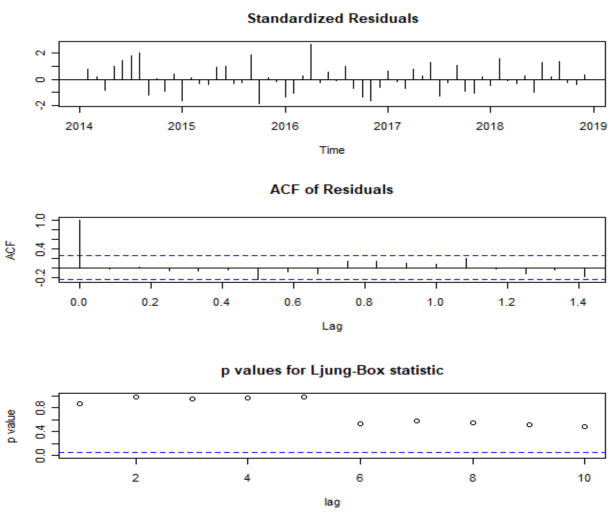
Dari Gambar 3 memperlihatkan plot ACF dan PACF dari data yang telah stasioner. Untuk menentukan orde model *autoregressive* (AR) dilihat dari plot PACF. Berdasarkan plot PACF pada data yang telah di *differencing* sebanyak satu kali, plot PACF melebihi batas bawah PACF pada lag ke 1 dan lag ke 3 yang artinya terbentuk model AR (1) dan AR (3). Untuk menentukan orde model *moving average* (MA) dilihat dari plot ACF. Berdasarkan plot ACF pada data yang telah di *differencing* sebanyak satu kali, plot ACF menuju nol secara drastis pada lag ke 1 yang artinya terbentuk model MA(1) dan untuk menentukan model ARIMA dilihat dari plot ACF dan PACF sehingga diperoleh model ARIMA adalah ARIMA(1,1,1) dan ARIMA(3,1,1).

Setelah dilakukan tahap identifikasi memperoleh model sementara. Maka langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi parameter pada model untuk mendapatkan model yang layak digunakan dalam peramalan.

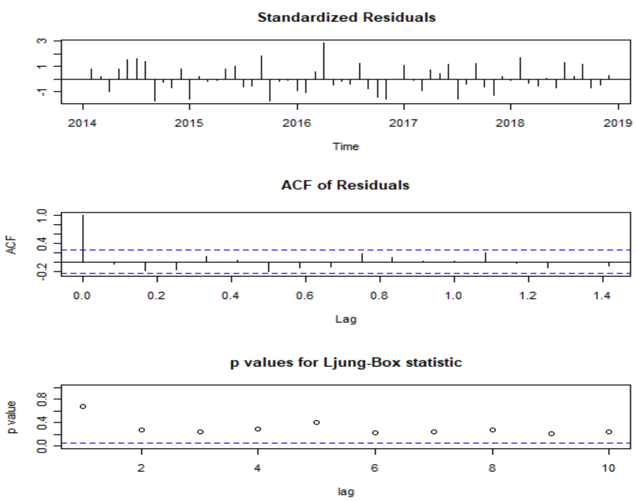
Tabel 3 Hasil Uji T Parameter

	T_{hitung}				$T_{(\frac{\alpha}{2},n-k)}$	Kesimpulan
	β_1	β_2	β_3	θ_1		
AR(1)	3,4057					Signifikan
AR(3)	3,7868	1,6470	1,8208			Tidak Signifikan
MA(1)				3,7108		Signifikan
ARIMA (1,1,1)	3,1503			1,3107	2,000995	Tidak Signifikan
ARIMA (3,1,1)	0,3009	0,2941	0,9798	0,2156		Tidak Signifikan

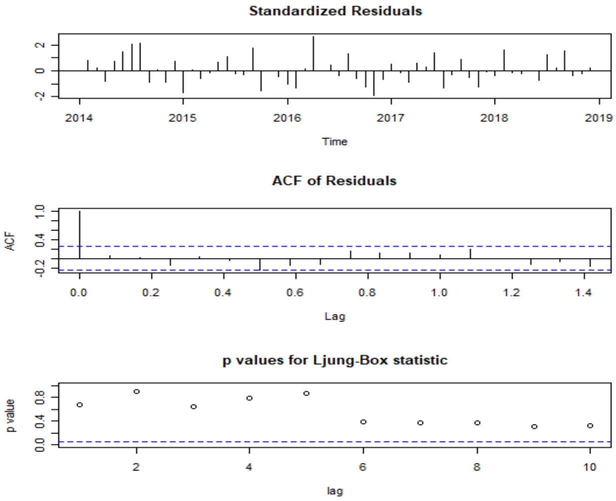
Berdasarkan Tabel 3 menunjukkan model yang signifikan adalah model AR(1) dan MA(1). Berarti kedua model layak untuk digunakan. Selanjutnya setelah estimasi parameter dilakukan uji diagnostic untuk melihat apakah model mengandung residual atau tidak. Berikut Gambar plot hasil uji diagnostik dari masing-masing model:



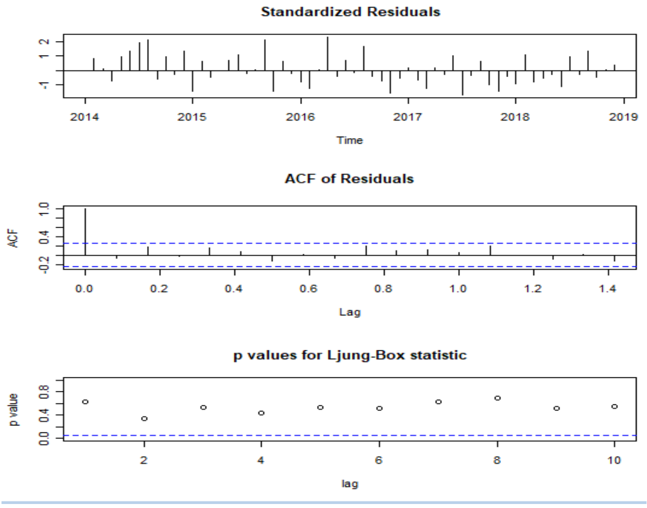
(i) AR(1)



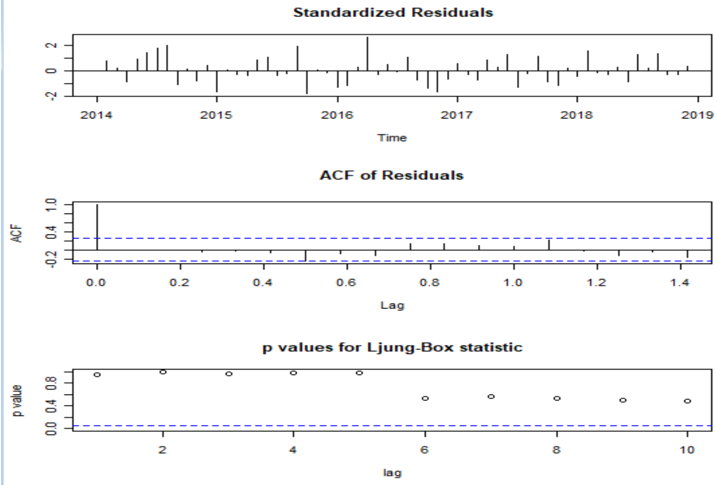
(ii) AR(3)



(iii) MA(1)



(iv) ARIMA(1,1,1)



(v) ARIMA(3,1,1)

Gambar 4. Hasil Cek Diagnostik

Berdasarkan Gambar 4 terlihat bahwa masing-masing plot ACF residual sudah merupakan model *white noise* karena tidak adanya $lag \geq 1$ yang keluar dari garis batas interval, sedangkan nilai $p - value$ dari statistik Ljung-Box tepat diatas garis batas 5%, yang menandakan residual tidak mengandung korelasi serial. Untuk mendapatkan pemilihan model terbaik maka dilakukan dengan cara melihat perbandingan ukuran-ukuran dari kelima model tersebut.

Tabel 4 Rangkuman Hasil Estimasi Parameter

	AR(1)	AR(2)	AR(3)	MA(1)	ARIMA (1,1,1)	ARIMA (3,1,1)
β_1	-0,4029 (s.e 0,1183)	- 0,4527 (s.e 0,1290)	-0,4779 (s.e 0,1262)		0,4130 (s.e 0,1311)	$-0{,}2799$ (s.e 0,9302)
β_2		-0,1201 (s.e 0,1278)	-0,2258 (s.e 0,1371)			$-0{,}1351$ (s.e 0,4593)
β_3			-0,2296 (s.e 0,1261)			$-0{,}2035$ (s.e 0,2007)
θ_1				$-0{,}5774$ $s.e\ 0{,}1556$	$-0{,}9985$ (s.e 0,7618)	-0,2109 (s.e 0,9782)
RMSE	6,75401 81	6,70235 53	6,5136825	6,5574221	6,2318286	6.5063857
AIC	398	399,12	397,91	394,74	393,48	399.79
Signifikan	√	×	×	√	×	×

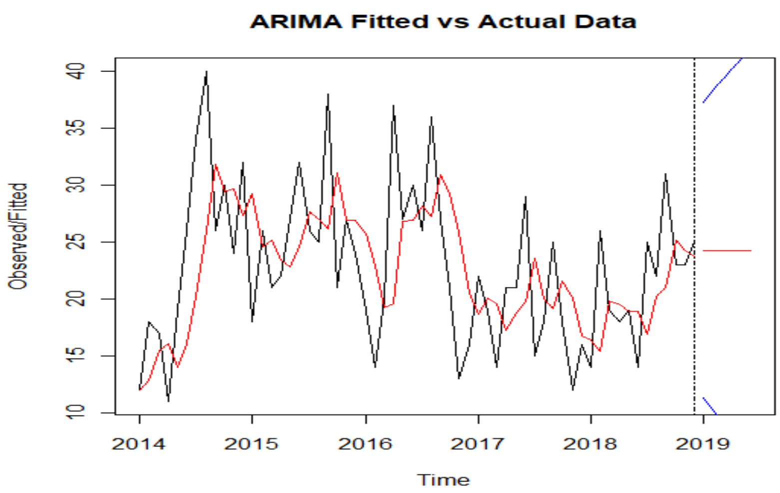
Berdasarkan hasil rangkuman pada Tabel 4 dapat disimpulkan bahwa model MA(1) karena memiliki koefisien parameter yang signifikan dan memenuhi uji diagnostic tidak adanya korelasi residual dan memiliki nilai *error* RMSE dan AIC terkecil, sehingga model ini merupakan model terbaik untuk meramalkan data kasus pencurian sepeda motor.

Setelah memperoleh model terbaik dari kelima model maka langkah selanjutnya adalah meramalkan jumlah kasus pencurian sepeda motor dengan pemberatan dan kekerasan selama periode 6 bulan ke depan. Berikut output hasil peramalan menggunakan model MA(1):

Tabel 5 Data Hasil Peramalan

Tahun 2019	Data Asli	Data Peramalan
Januari	20	24
Februari	20	24
Maret	13	24
April	12	24
Mei	13	24
Juni	15	24

Berdasarkan Tabel 5 menunjukkan data asli dan data hasil peramalan kasus pencurian sepeda motor dengan pemberatan dan kekerasan pada bulan Januari, Februari, Maret, April, Mei, dan Juni tahun 2019. Pada data asli data turun 4 bulan pertama dan naik lagi pada bulan ke 5 dan ke 6. Sedangkan dari data hasil peramalan menggunakan model terbaik MA(1) terlihat data cenderung mendatar disebabkan oleh banyaknya waktu peramalan yang digunakan dan sedikitnya data yang digunakan. Data hasil peramalan mengikuti pola dari data asli berarti menunjukkan bahwa data asli dengan data hasil peramalan tidak jauh berbeda.Berikut plot data asli dengan data peramalan model MA(1):



Gambar 5. Plot Data Asli dengan Peramalan

Berdasarkan Gambar 5, menunjukkan plot data penyesuaian peramalan menggunakan model MA(1) dengan data aktual. Terlihat dari plot model MA(1) mengikuti alur data aktual dan peramalan konstan tidak sesuai dengan data asli. Tetapi berdasarkan estimasi parameter, cek diagnostik, dan *n* dari nilai RMSE dan AIC model MA(1) merupakan model terpilih pada penelitian ini.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian pada pembahasan, memperoleh kesimpulan bahwa model AR, model MA, dan Model ARIMA yang cocok pada data kasus pencurian sepeda motor dengan pemberatan dan kekerasan adalah model AR(1) dan model MA(1). Dari kedua model yang terpilih dilakukan perbandingan nilai RMSE dan AIC yang memiliki nilai terendah merupakan model terbaik. Sehingga memperoleh model terbaik adalah model MA(1) dengan nilai RMSE sebesar 6.5612926 dan nilai AIC sebesar 394.82. Dari model terbaik model MA(1) menghasilkan peramalan 6 bulan ke depan tahun 2019 yang cenderung mendatar yaitu bulan Januari sampai bulan Desember sebanyak 24 kasus tindak kriminal.

DAFTAR PUSTAKA

[1] K. Kartini, *Patologi Sosial*, 1st ed. Jakarta: Raja Grafindo Persada, 1999.

[2] D. Anggraini and Y. Wijaya, "Obligasi Bencana Alam Dengan Suku Bunga Stokastik Dan Pendekatan Campuran," *Al-Jabar J. Pendidik. Mat.*, vol. 7, no. 1, pp. 49–62, Jun. 2016, doi: 10.24042/ajpm.v7i1.130.

[3] I. Yusnita, R. Masykur, and S. Suherman, "Modifikasi Model Pembelajaran Gerlach dan Ely Melalui Integrasi Nilai-Nilai Keislaman Sebagai Upaya Meningkatkan Kemampuan Representasi Matematis," *Al-Jabar J. Pendidik. Mat.*, vol. 7, no. 1, 2016.

[4] N. L. K. D. Murniati, Indiwarti, and A. A. Rohmawati, "Implemetasi Model Autoregressive (AR) Dan Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH) Untuk Memprediksi Harga Emas," *Ind. J. Comput.*, vol. 2, no. 2, pp. 29–44, Sep. 2018.

[5] W. W. S. Wei, Ed., *Time Series Analysis Univarite and Multivariate Methods*, Second. Temple University: Publication Data, 2006.

[6] A. Nurlifa and S. Kusumadewi, "Sistem Peramalan Jumlah Penjualan Menggunakan Metode Moving Average pada Rumah Jilbab Zaky," *J. Inovtek Polbeng*, vol. 2, no. 1, 2017.

[7] A. Kumila, B. Sholihah, E. Evizia, N. Safitri, and S. Fitri, "Perbandingan Metode Moving Average dan Metode Naïve Dalam Peramalan Data Kemiskinan," *J. Teor. dan Apl. Mat.*, vol. 3, no. 1, pp. 65–73, Apr. 2019, doi: 10.31764/jtam.v3i1.764.

[8] A. P. Desvina and M. Syahfitra, "Aplikasi Metode Box-Jenkins dalam Memprediksi Pertumbuhan Perdagangan Luar Negeri Provinsi Riau," *J. Sains Mat. dan Stat.*, vol. 2, no. 2, p. 9, 2016.

[9] Wardono, S. Mariani, and Y. Fathonah, "Implementation of Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Methods for Forecasting Many Applicants Making Driver's License a with Eviews 7 in Pati Indonesia," *Wardono, Scolastika Marian. dan Yuliyana Fathonah, "Implementation Autoregressive Integr. Mov. Aver. Methods Forecast. Many Appl. Mak. Driver's Licens. a with Eviews 7 Pati Indones. J. Theor. Apllied*, 2017.

[10] Mutia Indah Sari, "PEMODELAN HARGA SAHAM MENGGUNAKAN GENERALISASI PROSES WIENER DAN MODEL ARIMA," PhD Thesis, Institut Pertanian Bogor, Bogor, 2011.

[11] S. H. A. Salmon, N. Nainggolan, and D. Hatidja, "Pemodelan ARIMA Dalam Prediksi Penumpang Pesawat Terbang Pada Bandara Internasional Sam Ratulangi Manado," *JdC*, vol. 4, no. 1, p. 9, 2015.

[12] S. Makridakis, Steven C. Wheelwright, and Victor E. McGee, *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1*, Kedua. Jakarta: Erlangga, 1995.

[13] K. Mendome, N. Nainggolan, and J. Kekenusa, "Penerapan Model ARIMA dalam Memprediksi Jumlah Tindak Kriminalitas di Wilayah POLRESTA Manado Provinsi Sulawesi UtaraKlorofil," *J. MIPA UNSRAT ONLINE*, vol. 5, no. 2, pp. 113–116, Oct. 2016.

[14] A. A. Nugroho, R. W. Y. Putra, F. G. Putra, and M. Syazali, "Pengembangan Blog Sebagai Media Pembelajaran Matematika," *Al-Jabar J. Pendidik. Mat.*, vol. 8, no. 2, 2017.

[15] R. S. Faustina, "Model HYBRID ARIMA-GARCH untuk Estimasi Volatilitas Harga Emas menggunakan Software R," Universitas Negeri Semarang, 2016.

[16] R. Monica, Suyono, and V. M. Santi, "roses Autoregressive Conditional Heteroscedasticity dengan Dugaan Variansi Inflasi Indonesia," *J. Stat. Dan Apl. 1*, no. 1, 2017.